第 38 卷第 10 期 生 态 学 报 Vol.38,No.10
2018 年 5 月 ACTA ECOLOGICA SINICA May,2018

DOI: 10.5846/stxb201703290547
林杰,潘颖,杨敏,佟光臣,唐鹏,张金池.1988—2013 年基于 BP 神经网络的植被叶面积指数遥感定量反演.生态学报,2018,38(10):3534-3542.
Lin J, Pan Y, Yang M, Tong G C, Tang P, Zhang J C.Quantitative inversion of long sequential leaf area index using remote sensing based on BP neural network from 1988 to 2013.Acta Ecologica Sinica,2018,38(10):3534-3542.

1988—2013 年基于 BP 神经网络的植被叶面积指数遥感定量反演

林 杰[1,*],潘 颖[1],杨 敏[1],佟光臣[2],唐 鹏[1],张金池[1]
1 南京林业大学,江苏省南方现代林业协同创新中心,江苏省水土保持与生态修复重点实验室, 南京 210037
2 浙江省宁海县水利局,宁海 315600

摘要:叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)高度综合了植被水平覆盖状况和垂直结构,以及枯枝落叶层厚薄和地下生物量多少,是植被影响土壤侵蚀的主要方面。区域尺度的时间序列叶面积指数揭示了区域土壤侵蚀的演化过程。因此,及时准确地掌握区域尺度上长时间序列的植被 LAI,对研究土壤侵蚀动态变化与植被的关系至关重要。选择南京市 1988—2013 年 10 期遥感影像,基于反向传播(Back Propagation, BP)神经网络构建 LAI 反演模型,进行了长时间序列的叶面积指数反演。结合 2009 和 2010 年 LAI 实测值,验证与探讨了该模型的评价精度与适应性。结果表明:(1)该模型拟合度较高,2009 和 2010 年平均相对误差、均方根误差、相关系数分别是 0.2395 和 0.2174, 0.2962 和 0.2581, 0.7713 和 0.6844,各项精度评价指标均较好;(2)统计分析去除耕地后全市 LAI 变化,低植被覆盖(LAI<2)面积不断增加,高植被覆盖区(LAI>3)面积先减少后增加,耕地面积不断减少,符合南京市的发展变化规律;(3)主城区 LAI 年际变化与其他学者得到的南京市植被盖度变化趋势一致,反演结果的时序性较高。本文提出的基于反向传播神经网络模型反演长时间序列 LAI 是可行的,为区域尺度土壤侵蚀定量遥感监测提供新途径。

关键词:南京市;BP 神经网络;长时间序列;LAI;土壤侵蚀

Quantitative inversion of long sequential leaf area index using remote sensing based on BP neural network from 1988 to 2013

LIN Jie[1,*], PAN Ying[1], YANG Min[1], TONG Guangchen[2], TANG Peng[1], ZHANG Jinchi[1]
1 *Nanjing Forestry University*, *Collaborative Innovation Center of Sustainable Forestry in Southern China of Jiangsu Province*, *Key Laboratory of Soil and Water Conservation and Ecological Restoration of Jiangsu Province*, *Nanjing* 210037, *China*
2 *Ninghai Water Conservancy Bureau*, *Ninghai* 315600, *China*

Abstract: Leaf Area Index(LAI) can reflect the horizontal coverage, vertical structure of vegetation, the thickness of the litter layer and the amount of underground biomass, which is the main aspect of vegetation affecting soil erosion. It is very important to monitor the changes in the amount of soil erosion, for useful information to guide the planning of soil and water conservation, protect the soil and water resources and control the soil erosion. Therefore, the method by which we obtain high quality and long sequential LAI at a regional scale is very important for analyzing the relationship between the dynamic changes in soil erosion and vegetation. Previous studies showed that the neural network had an incomparable superiority in terms of complex, nonlinear data fitting and pattern recognition, and had been successfully applied to inverse the LAI in Nanjing based on the multi-spectral remote sensing data derived from the Landsat 8 Operational Land Imager(OLI), four

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2017YFC0505505);国家自然科学基金项目(31200534);江苏高校优势学科建设工程资助项目; 2014 年江苏省普通高校学术学位研究生科研创新计划项目
收稿日期:2017-03-29; **修订日期**:2017-10-31

*通讯作者 Corresponding author.E-mail: linjiecn@ gmail.com

types of vegetation indices (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI; Ratio Vegetation Index, RVI; Soil-adjusted Vegetation Index, SAVI; Modified Soil adjusted Vegetation Index, MSAVI), and measured LAI data. The results showed that the accuracy of retrieval was good. In this paper, we used the Back Propagation (BP) neural network model to inverse the LAI in Nanjing during 1988—2013 based on the data derived from Landsat 8 OLI and Landsat 5 Thematic Mapper (TM). Based on the measured values of LAI in 2009 and 2010, the evaluation accuracy and adaptability of the model were verified and discussed. The results showed that: (1) The model had a fitting of higher degree, and average relative errors (MAPE), root mean square errors (RMSE), and correlation coefficients (R) in 2009 and 2010 of 0.2395 and 0.2174, 0.2962 and 0.2581, and 0.7713 and 0.6844, respectively. Each accuracy evaluation index was good. (2) Following statistical analysis, we found that the low vegetation coverage area (LAI < 2) exhibited an increasing trend, the high vegetation coverage area (LAI > 3) presented a first decreasing and then increasing trend, while the cultivated land area decreased with the rapid development in Nanjing. (3) To analyze accurately the LAI, we extracted the LAI in the main urban area, and found that there was a relatively high inversion value, and the inter-annual change in LAI was consistent with the change in vegetation coverage in Nanjing reported by other studies. Therefore, we could see that the BP neural network model had a high accuracy for the time series LAI inversion. It provides a new way for quantitative remote sensing monitoring of regional soil erosion. Moreover, because of other potential limiting factors, such as the errors produced by the BP neural network model, the large area of the inversion area, the complexity of vegetation types and community structure, etc., the inversion accuracy of LAI through remote sensing still needs to be explored, and the inversion method improved. We will try to establish a multi-angle LAI inversion method to construct the coupling model of LAI and soil erosion or quantitative fusion of multi-source remote sensing images in the future study.

Key Words: Nanjing City; BP neural network; long time series; Leaf Area Index (LAI); soil erosion

叶面积指数(Leaf Area Index, LAI)是植被冠层的重要结构参数,是陆面生态过程模型的重要输入参量,对植被冠层截流、光合、呼吸、蒸散、降水截持、碳循环和土壤侵蚀等起到关键作用,它能反映出植被的水平覆盖状况和垂直结构,甚至枯枝落叶层厚薄和地下生物量多少,这些属性正是植被影响土壤侵蚀的主要方面[1-3]。杨勤科等认为 LAI 更适合代替植被覆盖度作为水土保持定量评价的重要指标[1-7]。王库等利用卫星影像数据对江西省兴国县区域的植被叶面积指数分布与土壤侵蚀分布关系进行了分析,定性地说明植被叶面积指数与土壤侵蚀有着良好的相关性[6]。孙佳佳等研究了马尾松纯林、马尾松林草的不同覆盖度和植被叶面积指数与土壤侵蚀的关系,结果表明选择 LAI 表征土壤侵蚀模数来评价植被水土保持效益,更为稳定和可靠[7]。林杰等基于 LAI 构建了 USLE 方程中的植被覆盖管理措施 C 因子,结果显示 LAI 取代植被覆盖度进行水土保持定量估算的精度得到明显提高[1]。因此,区域尺度长时间序列 LAI 遥感反演的精度直接影响土壤侵蚀定量评价。

遥感技术具有大范围、快速和连续时间序列等优点,是估算区域乃至全球尺度时间序列 LAI 的重要技术手段,其方法有统计模型法、物理模型方法等多种[8]。统计模型法简单快捷,被很多学者应用于 LAI 反演或 LAI 反演方法对比研究中,但由于统计模型易受土壤背景等多种外在因素影响,反演精度往往不高,缺少可移植性[9-13]。物理模型方法的理论基础完善,模型的参数具有明确的物理意义,并可对作用机理进行适当的数学描述,但此类模型一般是非线性的,输入参数多,方程复杂,适用性较差,且对非主要因素有过多的忽略或假定[14-15]。神经网络在对复杂、非线性数据拟合及模式识别方面有着无可比拟的优势[16-17],杨敏等基于 2013 年 Landsat 8 Operational Land Imager(Landsat 8 OLI)数据构建了基于后向反射(Back Propagation, BP)神经网络的 LAI 反演模型,反演精度明显高于非线性回归模型,模型具有较高的空间可靠性[18]。

近年来,叶面积指数反演在农业方面已做了大量研究[19-23],但是在林业方面研究相对较少。搭载在 Terra 和 Aqua 两颗卫星上的 Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer(MODIS)传感器能够长时间收集全球陆地

表面 LAI 的变化信息。然而,目前发布的 MODIS LAI 数据产品的时空不连续性和较低的空间分辨率制约着 MODIS LAI 产品在土壤侵蚀模型方面的应用,高分辨率长时间序列的 LAI 应用到土壤侵蚀方面研究相对较少。因此本文以南京市为研究区域,应用 BP 神经网络模型,基于 1988—2013 年 Landsat TM 遥感数据,反演长时间序列的叶面积指数,对比分析 LAI 的年际变化与植被覆盖度变化的关系,为区域土壤侵蚀动态变化遥感监测提供新方法。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

南京市位于长江下游中部地区,江苏省西南部,介于 31°14′—32°37′N,118°22′—119°14′E 之间。全市行政区域总面积 6587.02 km^2,地形以低山、丘陵为骨架,以环状山、条带山、箕状盆地为主要特色。气候属于北亚热带季风气候,四季分明,雨量充沛,年平均气温 16℃,年平均降雨 117 d,年平均降雨量 1106 mm,无霜期 237 d。南京地区的土壤在北、中部广大地区为黄棕壤(地带性土壤),南部与安徽省接壤处有小面积的红壤。植被类型属常绿落叶阔叶混交林。南京地区人口密集,属于农业活动强烈区,自然植被在历史上屡遭严重破坏,几乎全部消失,现有植被多属次生性质,其中人工林面积大于自然恢复的次生林。境内现有林业用地约 840 km^2。用材林和生态林约 570 km^2,经济林和竹林 210 km^2。用材林和生态林的树种主要有马尾松、黑松、杉木、国外松、麻栎、刺槐、水池杉、柏类等。经济林以茶果桑为主。竹林以毛竹为主,集中于丘陵山区。

1.2 遥感影像数据及处理

1)遥感影像数据

本文用于反演的遥感影像数据为 Landsat 8 OLI 及 Landsat 5 Thematic Mapper(Landsat 5 TM)数据,共 10 景影像数据。影像选取要求为:选取时间为当年 7—9 月份,是植被生长最为茂盛的月份,也是降雨最为集中,最容易发生水土流失的月份,为了保证反演精度,研究区还要尽量选取无云覆盖的高质量影像,但是 2000、2004 及 2009 年在 7—9 月没有符合质量要求的影像,故选择了 10 月的影像。最终影像数据如表 1 所示。

Landsat 5 为光学对地观测卫星,是美国陆地卫星系列(Landsat 卫星)的第五颗卫星,于 1984 年 3 月 1 日发射,2011 年 11 月 18 日,美国地质调查局发布消息称由于卫星上的放大器迅速老化,目前已停止获取 Landsat 5 的卫星遥感影像。Landsat 8 OLI 多光谱遥感影像数据由美国地质勘探局提供。OLI 包括了 ETM+传感器所有的波段,为了避免大气吸收特征,OLI 对波段进行了重新调整,其中比较大的调整是 OLI Band5 (0.845—0.885 μm),排除了 0.825 μm 处水汽吸收特征。

表 1 用于南京市时间序列 LAI 反演的遥感影像数据统计

Table 1 The remote sensing image data used to time series LAI inversion of Nanjing City

序号 Number	成像时间 Imaging time	传感器 Sensor	分辨率 Resolution/m	轨道号 Path/row
1	1988-07-05	LANDSAT_5_TM	30	120/38
2	1994-07-22	LANDSAT_5_TM	30	120/38
3	2000-10-10	LANDSAT_5_TM	30	120/38
4	2002-07-12	LANDSAT_5_TM	30	120/38
5	2004-10-21	LANDSAT_5_TM	30	120/38
6	2006-08-08	LANDSAT_5_TM	30	120/38
7	2007-07-26	LANDSAT_5_TM	30	120/38
8	2009-10-03	LANDSAT_5_TM	30	120/38
9	2010-08-19	LANDSAT_5_TM	30	120/38
10	2013-08-11	LANDSAT_8_OLI	30	120/38

2)其他数据源包括:南京市 1986、1996、2002 年三期土地利用/覆被数据(中科院提供),2013 年土地利用覆盖数据是以 2013 年 Landsat8 OLI 数据为基础,参考 GOOGLE EARTH 高分辨率影像和 2002 年的土地利用

覆被数据以及国家科技基础条件平台——地球系统科学数据共享平台获取的 2013 年土地利用覆被数据进行人机交互解译获得,经实地采样验证,解译精度在 88%以上。

3)数据预处理

大气校正是遥感影像获取地面真实反射率必不可少的步骤,对植被定量遥感尤为重要[24-25]。本文采用 Fast line-of-sight atmospheric analysis of spectral hypercubes(FLAASH)模型进行大气校正。同时,以校正好的南京市 2007 年 TM 遥感影像为标准底图,采用二次多项式拟合法,对影像进行几何精纠正,误差控制在 0.5 个像元内。最后,用南京边界矢量数据进行裁切,得到研究区域 10 景影像数据。预处理流程图如图 1。

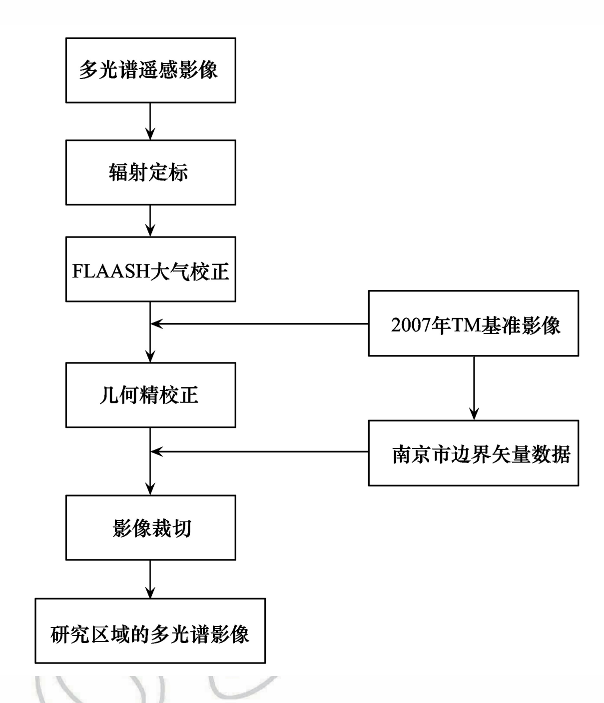


图 1　多光谱遥感影像预处理流程图

Fig.1　Multi-spectral remote sensing image pre-processing flow chart

1.3　LAI 野外实测数据

为了验证神经网络反演模型对于时间序列 LAI 反演精度的有效性,本文利用 2010 年和 2009 年的 LAI 实测值进行反演模型的精度验证。

LAI 数据的测定是采用美国 LI-COR LAI-2200 植物冠层分析仪。2009 年,样点数 19 个,主要分布在铜山林场。2010 年,样点数 37 个,主要分布在江宁区和铜山林场。所有测定时间都选择在 6:30—9:00 点之间或 16:30—19:00 之间,尽量避免因太阳光线的直射而引起的测试误差,每个样地分别在 4 个角和中心位置各测量一次,取 5 次均值作为结果。鉴于 TM 影像 30 m 的空间分辨率,采样间距均大于 30 m,每个样点均由 GARMIN 手持 GPS 接收机定位,坐标系为 WGS-84,各样点重复测量 2 次,取均值作为结果。

1.4　LAI 反演算法

Landsat 8 OLI 多光谱遥感影像数据包括了 Enhanced Thematic Mapper(ETM+)传感器所有的波段,只是对部分波段进行了调整,增加了两个波段:蓝波段(Band1;0.433—0.453)和短波红外(Band9;1.360—1.390),其中比较大的调整是 OLI Band5(0.845—0.885 μm),排除了 0.825 μm 处水汽吸收特征。因此,基于 2013 年 OLI 数据所建的模型适用于前 25 年的 TM-LAI 估算。本文应用隐含层为 2 层的 BP 神经网络模型对 1988—2013 年南京市 LAI 进行反演[18],利用 2009 年和 2010 年 LAI 的实测数据检验反演精度。但是由于传感器的差异、大气等因素的影响,每景影像相同地物的反射率会有一定的差异,因此本文将神经网络的训练和模拟的归一化部分做了相应调整,即:对每景分别做归一化处理,减小反射率差异对反演精度造成的影响。

1.5　精度评价方法

平均相对误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)和相关系数(R)被用来衡量和刻画模型的精度。其计算公式分别为(公式 1—3):

$$\mathrm{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left| \frac{x_{i(BP)} - x_i}{x_i} \right|}{n} \tag{1}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i(BP)} - x_i)^2}{n}} \tag{2}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{i(BP)} - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_{i(BP)} - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}} \quad (3)$$

式中，$x_{i(BP)}$ 为模型反演值 LAI(BP)；x_i 为 LAI 实测值；$\bar{x}$ 为 LAI 实测值的均值；σ^2 为样本方差；n 为样本个数。

2 结果与分析

2.1 基于地面实测 LAI 数据的误差分析

为了进一步验证时间序列 LAI 反演的精度，本文分别利用 2009 年和 2010 年的 LAI 实测值进行检验，拟合结果如图 2，模拟精度如表 2。

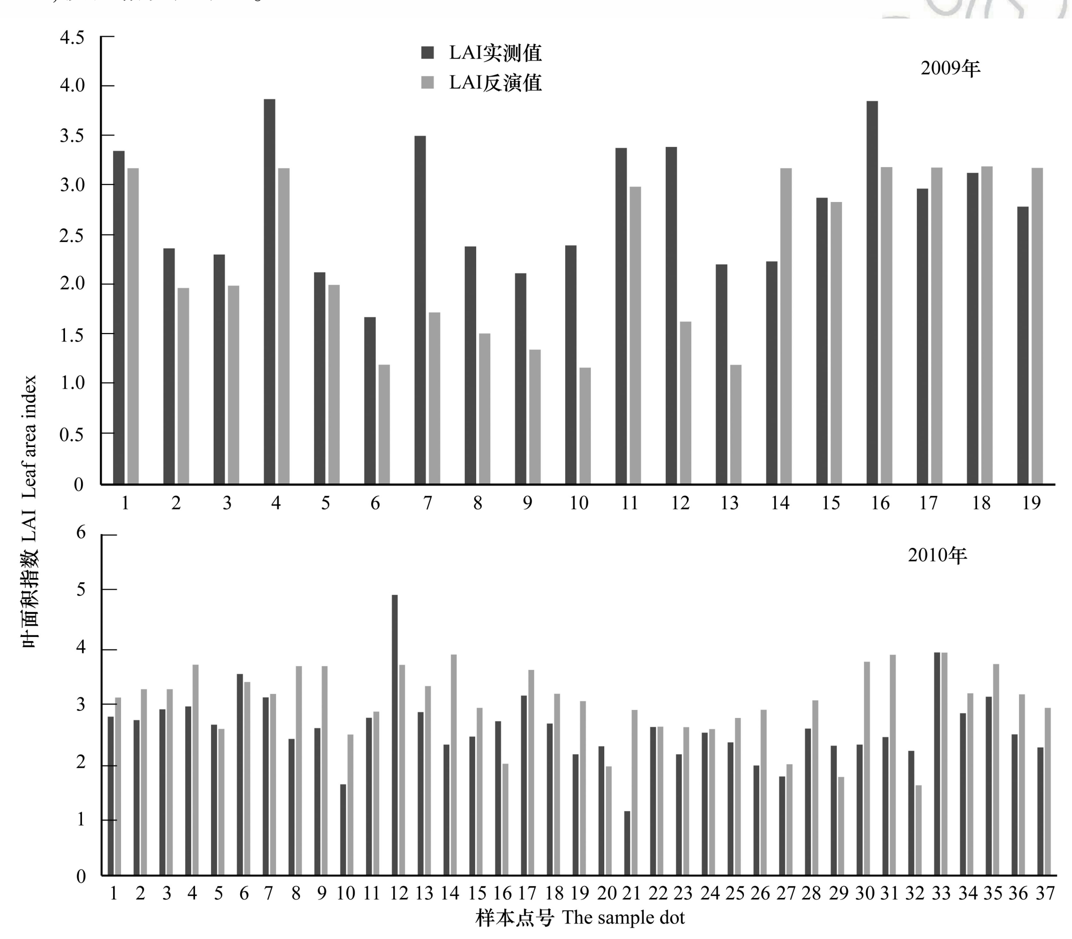


图 2 2009 年和 2010 年 LAI 反演值和实测值

Fig.2 Fitting results of measured LAI and retrieval LAI in 2009 and 2010

表 2 2009 年和 2010 年 LAI 反演精度

Table 2 LAI retrieval accuracy in 2009 and 2010

采样时间 Sampling time	样本点数 The sample dot	MAPE	RMSE	R
2009	19	0.2395	0.2962	0.7713
2010	37	0.2174	0.2581	0.6844

图 2 显示模型能较好地模拟 2009 年和 2010 年的 LAI,模拟值和实测值吻合度较高。由表 2 可知,2009 和 2010 年平均相对误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)、相关系数(R)分别是 0.2395 和 0.2174、0.2962 和 0.2581、0.7713 和 0.6844,各项精度评价指标均较好。

利用基于 2013 年 Landsat8 OIL 数据训练生成的 BP 神经网络模型,成功模拟了 1988—2013 年的 LAI,生成 1988—2013 年 LAI 分布图,如图 3。



图 3　1988—2013 年南京市 LAI 分布图

Fig.3　LAI distribution map of Nanjing City in 1988—2013

从图 3 中可以直观地看出,LAI 小于 2 的主要分布在建筑物比较密集、植被稀疏的城区,包括江宁区北部、六合区南部、浦口区东南部、栖霞区以及市辖区;LAI 在 2—3 之间的,主要分布在建筑物较多、有部分植被的城区与乡镇,面积较大,分布比较分散;LAI 在 3—4 之间的,主要分布在建筑物较少、植被较多的郊区以及农田,面积最大;LAI 大于 4 的主要分布在紫金山、老山、幕府山、将军山、铜山等植被比较密集的山区。模拟

结果与南京市的植被分布实际情况相符。

2.2 南京市植被变化分析

由于南京市四周有大量农田分布,农田受人为影响较为明显,LAI 的变化不仅与农田的面积变化有关,农作物的长势也将直接影响 LAI 的大小,为了排除农作物对 LAI 变化的影响,本文根据南京市 1988、1994、2002、2013 四年的土地利用分类,用耕地进行掩膜处理,生成去除耕地后南京市的 LAI 分布图(图 4)。

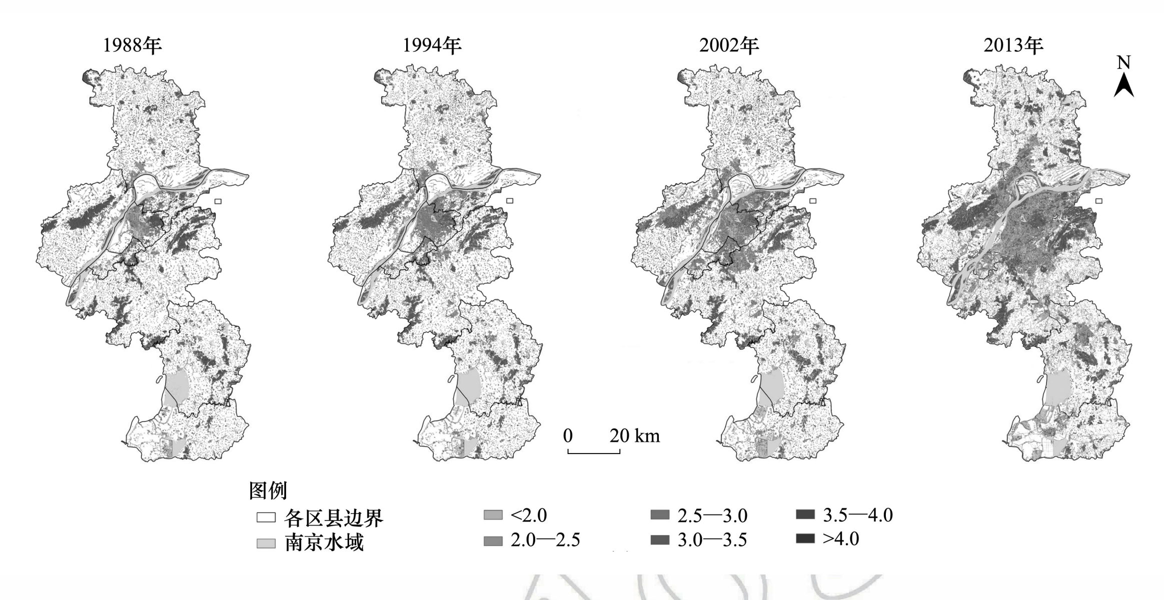


图 4 去除耕地后南京市 LAI 分布图

Fig.4 LAI distribution map of Nanjing City without cultivated land

如图 4 所示,可以看出南京近 40 年来,去除耕地后建筑用地等面积逐年增加,由主城区向四周扩散,相应的耕地面积逐渐较小。为了定量地了解 LAI 的变化趋势,本研究统计分析了去除耕地后全市的低 LAI 区域(LAI<2)和高 LAI 区域(LAI>3)的变化趋势(图 5)。

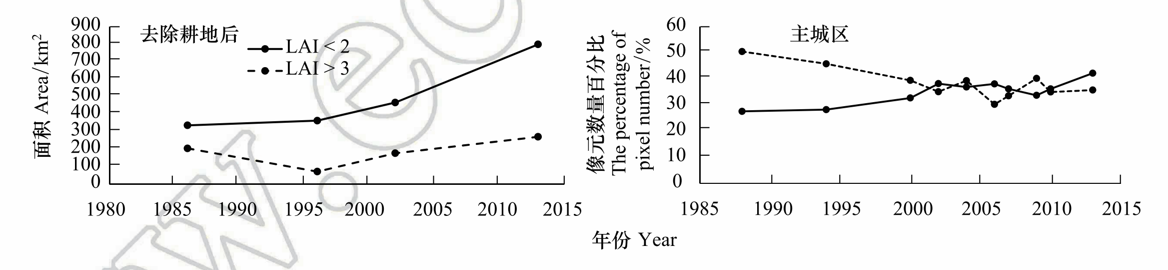


图 5 南京市 LAI 年际变化趋势

Fig.5 The interannual variation trend of LAI in Nanjing City

如图 5a 所示,从全市整体来看,1988—2013 年期间,LAI<2 的低植被覆盖区域不断增加,LAI>3 的高植被覆盖区域面积有先减少后增加的趋势。LAI<2 的区域面积由 335.81 km^{2}升至 798.87 km^2;LAI>3 的区域面积由 203.97 km^{2}减少至 71.41 km^2(1996 年),而后又增加至 270.15 km^2,与 1988 年基本持平。从 20 世纪 80 年代开始,全市城区面积不断扩张,土地利用动态变化数据显示从 1986 年到 2013 年间,居民点及建设用地面积从 11.85%上升为 27.2%,耕地及林地面积不断减少,从 78.19%下降到 60.84%。低植被覆盖区面积不断增加,植被遭到严重破坏,高植被覆盖区域的面积迅速减少;进入 21 世纪后,城市面积还在不断扩张,低植被覆盖区面积继续增加,而由于国家政策以及人们意识的改变,在加速城市建设的同时注重保护和恢复植被[26],高植被覆盖区面积不断增加,但是耕地面积不断减少。

李明诗等以南京市主城区为例,以 10 期(1986 至 2011 年)Landsat TM/ETM+遥感数据为信息源,采用线

性光谱混合模型提取植被覆盖度,对研究区植被覆盖时空动态模式特征进行了评价[27]。为了对比分析李明诗等评价结果,本文选取南京市主城区(玄武区、鼓楼区、秦淮区、建邺区、雨花台区、栖霞区)统计分析时间序列(1988—2013 年)LAI 的分布变化情况。图 5 表明主城区 1988—2013 年间,LAI<2 的区域不断增加,LAI>3 的区域不断减少。LAI>3 的面积由 50.49%降至 35.75%;LAI<2 的面积由 27.58%升至 42.20%。其变化趋势与李明诗[27]等得到的南京城市绿地时空动态变化一致。其主要原因是 1988—2013 年南京市主城区城市化快速发展,城市人口迅速增加,目前全南京市常住人口总量为 818.78 万人,常住人口城镇化率达到了 80.5%,大力度的房地产开发,城镇用地不断扩张,良好的植被遭到破坏,导致 LAI>3 的面积下降,而随着生态文明的建设,林草植被恢复率又得以改善,导致 LAI 又表现出一定的波动性。

3　结论与讨论

本文应用 BP 神经网络模型对南京市 1988—2013 年时间序列的叶面积指数进行反演,分析 BP 神经网络模型反演时间序列 LAI 的精度情况,对比分析 LAI 的年际变化与土地覆盖变化的关系。得出如下结论:

(1)模型拟合度较高,结合 2009 年和 2010 年的实测数据,两年的平均相对误差、均方根误差、相关系数分别是 0.2395 和 0.2174、0.2962 和 0.2581、0.7713 和 0.6844,各项精度评价指标均较好。

(2)1988—2013 年期间,南京市 LAI<2 的主要分布在建筑物比较密集、植被稀疏的城区,包括江宁区北部、六合区南部、浦口区东南部、栖霞区以及市辖区;LAI>4 的主要分布在紫金山、老山、幕府山、将军山、铜山等植被比较密集的山区。

(3)统计分析去除耕地后南京市 LAI,在 1988—2013 年期间,低植被覆盖(LAI<2)面积不断增加,高植被覆盖区(LAI>3)面积先减少后增加,耕地面积不断减少,符合南京市的发展变化规律。

(4)统计分析南京市主城区 LAI,LAI 的年际变化与其他学者得到的南京市植被盖度变化趋势一致,反演结果的时序性较高。研究结果表明,BP 神经网络模型对时间序列 LAI 反演具有较高的精度,为实现土壤侵蚀模型中植被覆盖管理措施因子 C 的定量遥感反演及区域土壤侵蚀定量遥感监测提供了新途径。

但是,由于 BP 神经网络模型的训练存在一定程度的误差,而且反演区域的面积较大,植被类型与植被群落结构复杂多样,农作物的种植状况复杂,导致时间序列 LAI 遥感反演精度有待进一步提高,反演方法还需要进行进一步研究。LAI 高度概括植被水平覆盖与垂直结构特性, 利用多角度遥感数据及物理模型,建立多角度 LAI 的反演方法,构建不同植被结构下 LAI 与土壤侵蚀的耦合模型,以及多源遥感影像定量融合,各种 LAI 反演方法交叉使用,为区域土壤侵蚀定量遥感监测提供新途径,将是未来研究趋势。

参考文献(References):

[1] 林杰, 张金池, 顾哲衍, 吴玉敏. 基于叶面积指数的植被覆盖管理措施因子 C 的遥感定量估算. 林业科学, 2013, 49(2): 86-92.

[2] 杨勤科, 罗万勤, 马宏斌, 梁伟. 区域水土流失植被因子的遥感提取. 水土保持研究, 2006, 13(5): 267-268, 271-271.

[3] Li H D, Jiang J, Chen B, Li Y K, Xu Y Y, Shen W S. Pattern of NDVI-based vegetation greening along an altitudinal gradient in the eastern Himalayas and its response to global warming. Environmental Monitoring and Assessment, 2016, 188(3): 10.

[4] 林杰. 基于植被结构特征的土壤侵蚀遥感定量反演[D]. 南京: 南京林业大学,2011.

[5] Lin J, Zhang J C, Gu Z Y, Chen J D, Chen H. A new approach of assessing soil erosion using the remotely sensed leaf area index and its application in the hilly area. International Journal of Plant Research, 2014, 27(2): 1-12.

[6] 王库, 史学正, 于东升, 田庆久. 红壤丘陵区 LAI 与土壤侵蚀分布特征的关系. 生态环境学报, 2006, 15(5): 1052-1055.

[7] 孙佳佳, 于东升, 史学正, 顾祝军, 张文太, 杨浩. 植被叶面积指数与覆盖度定量表征红壤区土壤侵蚀关系的对比研究. 土壤学报, 2010, 47(6): 1060-1066.

[8] 向洪波, 郭志华, 赵占轻, 王建力. 不同空间尺度森林叶面积指数的估算方法. 林业科学, 2009, 45(6): 139-144.

[9] 方秀琴, 张万昌. 叶面积指数(LAI)的遥感定量方法综述. 国土资源遥感, 2003, 15(3): 58-62.

[10] 杨飞, 张柏, 宋开山, 王宗明, 刘殿伟, 刘焕军, 李方, 李凤秀, 国志兴, 靳华安. 大豆叶面积指数的高光谱估算方法比较. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(12): 2951-2955.

[11] 夏天，吴文斌，周清波，周勇. 冬小麦叶面积指数高光谱遥感反演方法对比. 农业工程学报，2013,29(3)：139-147.

[12] 汤旭光，刘殿伟，宋开山，张柏，姜广甲，杨飞，徐京萍. 东北主要绿化树种叶面积指数(LAI)高光谱估算模型研究. 遥感技术与应用，2010，25(3)：334-341.

[13] 吕勇，邓立斌，张晓蕾，刘鹏，饶兴旺. 单木叶面积预测模型. 林业资源管理，2005(4)：45-47.

[14] Chen J M，Leblanc S G. A four-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture. Geoscience & Remote Sensing IEEE Transactions on，1997，35(5)：1316-1337.

[15] 陈健，倪绍祥，李云梅. 基于神经网络方法的芦苇叶面积指数遥感反演. 国土资源遥感，2008，20(2)：62-67.

[16] Noble P A，Tribou E H. Neuroet：An easy-to-use artificial neural network for ecological and biological modeling. Ecological Modelling，2007，203(1/2)：87-98.

[17] Bacour C，Baret F，Béal D，Weiss M，Pavageau K. Neural network estimation of LAI，fAPAR，fCover and LAI×C_{ab}，from top of canopy MERIS reflectance data：principles and validation. Remote Sensing of Environment，2006，105(4)：313-325.

[18] 杨敏，林杰，顾哲衍，佟光臣，翁永兵，张金池，鲁小珍. 基于 Landsat 8 OLI 多光谱影像数据和 BP 神经网络的叶面积指数反演. 中国水土保持科学，2015，13(4)：86-93.

[19] 席建超，张红旗，张志强. 应用遥感数据反演针叶林有效叶面积指数. 北京林业大学学报，2004，26(6)：36-39.

[20] 宋开山，张柏，王宗明，张渊智，刘焕军. 基于人工神经网络的大豆叶面积高光谱反演. 中国农业科学，2006，39(6)：1138-1145.

[21] 尹芳，江东，刘磊. 基于环境星 HSI 影像的草地叶面积指数反演. 遥感技术与应用，2011，26(3)：360-364.

[22] 赵虎，裴志远，马尚杰，王连林，马志平. 利用 HJ-1-A/BCCD2 数据反演冬小麦叶面积指数. 农业工程学报，2012，28(10)：172-176.

[23] 范闻捷，盖颖颖，徐希孺，闫彬彦. 遥感反演离散植被有效叶面积指数的空间尺度效应. 中国科学：地球科学，2013，43(2)：280-286.

[24] 顾哲衍，张金池，林杰，韩诚，刘鑫. 大气校正模型对阔叶林叶面积指数遥感估算的影响. 华南农业大学学报，2014，35(3)：100-104，110-110.

[25] 顾哲衍，张金池，林杰，韩诚，刘鑫. 不同大气校正模型对叶面积指数遥感反演精度的影响比较. 干旱区资源与环境，2014，28(7)：62-66.

[26] Li H D，Li Y K，Gao Y Y，Zou C X，Yan S G，Gao J X. Human impact on vegetation dynamics around Lhasa，southern Tibetan Plateau，China. Sustainability，2016，8(11)：1146.

[27] 李明诗，孙力，常瑞雪. 基于 Landsat 图像的南京城市绿地时空动态分析. 东北林业大学学报，2013，41(6)：55-60.